

3-6 AIに関する技術

AI (Artificial Intelligence ; 人工知能) は、コンピュータに人間の頭脳と同じ働きをさせるための技術や学問などの総称である。AI では、学習理論に基づいた学習（収集した情報から知識を得ること）と推論（複数の知識から新しい知識を導き出すこと）が活用されている。

3-6-1 機械学習

機械学習 (ML : Machine Learning) は、蓄積された大量のデータを、様々なアルゴリズムを用いて反復的に学習させることによって、コンピュータが自律的にデータから洞察を導き出せるようにすることである。AI 技術の中でも最も基本的で重要な分野であり、大きく分けて次の三つの種類がある。

・教師あり学習

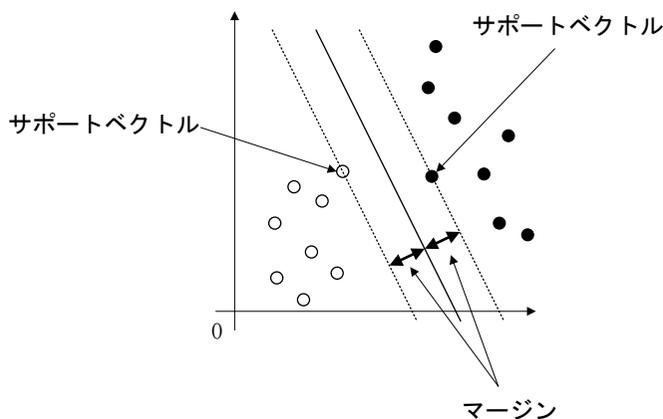
人間が、問題と正解のペアをラベルとしてデータに付与し、それらのデータを与えて学習させる方法である。あらかじめ正解が分かっているデータを学習することで、未知の入力データに対する出力を予測できるようにする。教師あり学習は、データが分類される境界線を見つけてそのどちらに属するかを答える**分類問題**と、回帰分析などによって入力データから数値の予測などを行う**回帰問題**に大別される。

・ランダムフォレスト

複数の決定木を組み合わせて学習する教師あり学習のアルゴリズムである。データに含まれる特徴やデータサンプルをランダムに選び、それぞれで決定木を作成し、その結果を多数決や平均値でまとめることで予測精度を高める。

・サポートベクトルマシン (SVM : Support Vector Machine)

データの特徴を基に、カテゴリごとに分けるための境界線（決定境界）を見つけることでデータを分類する、教師あり学習のアルゴリズムである。境界線に最も近いデータのことをサポートベクトルといい、各カテゴリにあるサポートベクトルとの距離（マージン）が最も遠くなるように境界線を決定する。



・教師なし学習

ラベルのない大量のデータを与え、コンピュータに法則性などを導き出させる方法である。代表的な手法として、与えられたデータを類似度によってグループに分ける**クラスタリング**や、多次元の情報をそれより低次元の情報に圧縮する**次元削減**などがある。

・強化学習

個々の行動に対して、失敗には罰を、成功には得点を与え、価値を最大化するような行動を取るよう学習させる方法である。

機械学習では、入力されたデータを基に、そのデータに対応する出力を予測する計算的な構造やアルゴリズムのことをモデル（機械学習モデル）という。また、構築したモデルにおける、未知のデータへの対応能力のことを**汎化性能**（汎化能力）と呼ぶ。

機械学習において、学習済みモデルは、学習させたデータの傾向やパターンを掴んでいるため、それらのデータに対しては予測精度が高くなる。しかし、未知のデータに対して予測精度が高くなければ、実用的なモデルとは言えない。このように、学習したデータに適応しすぎて、それらのデータでは精度が高い結果となる一方で、未知のデータでは精度が低くなってしまいう状態、つまり汎化性能が低い状態に陥ることを**過学習**という。

汎化性能を高めるためには、適切なデータセットの用意や、ハイパーパラメータの細かな調整など、適切な学習、評価を行うことが重要となる。ハイパーパラメータとは、機械学習アルゴリズムの挙動を設定する値であり、設定値によってモデルの精度やパフォーマンスが大きく変化する。

構築したモデルの性能を正確に評価するための代表的な手法として、**ホールドアウト法**がある。ホールドアウト法では、データセットを**学習（訓練）データ**、**検証データ**、**テストデータ**の三つに分けて、学習及び評価を行う（学習データとテストデータの二つに分ける場合もある）。

・学習（訓練）データ

モデルを訓練するために使用されるデータである。

・検証データ

ハイパーパラメータを調整するために使用されるデータである。学習したモデルに対し検証データで評価を行い、出力に応じてハイパーパラメータの調整を繰り返していくことで、汎化性能を高めていく。

・テストデータ

最終的なモデルの予測精度を評価するために使用されるデータである。学習時に使用したデータを用いないことで、未知のデータに対する予測精度を正しく評価することができる。

ホールドアウト法のほかに、**交差検証**という手法もある。交差検証では、データを複数のグループに分割し、この一部を学習に、残りを評価に使い、順にグループを入れ替えて学習と評価を繰り返すことで、汎化性能を評価する。



図 1-10 交差検証の例

データを“正常・異常”や“陽性・陰性”といったような二値に分類するモデルでは、モデルが予測した結果と実際のサンプルの関係から、**真陽性**、**偽陽性**、**真陰性**、**偽陰性**に分けられる。

		モデルの予測	
		陽性	陰性
実際	陽性	真陽性	偽陰性
	陰性	偽陽性	真陰性

ROC 曲線は、モデルが陽性と推測したもののうち、実際に陽性である割合（真陽性率；TPR）と、実際には陰性であるものをモデルが陽性と推測した割合（偽陽性率；FPR）の関係を表したグラフであり、分類モデルの性能を評価するために用いられる。真陽性率と偽陽性率はトレードオフ（一方が増加するともう一方が減少する）の関係となっており、ROC 曲線を用いることで、モデルの予測精度がどれくらい高いかを把握するとともに、必要な調整を行うことができる。

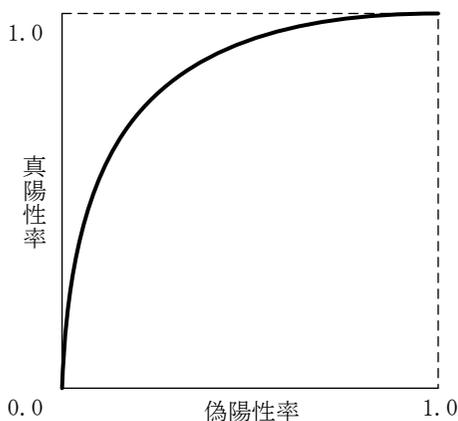


図 1-11 ROC 曲線の例

3-6-2 ディープラーニング（深層学習）

ディープラーニング（深層学習）は、機械学習を発展させたものであり、人間の脳細胞（ニューロン）の働きや特性をコンピュータでシミュレーションするニューラルネットワークを多層化したディープニューラルネットワークを用いて、分析・学習能力を高める技術である。

ニューラルネットワーク技術は、人間の神経の仕組みに由来している。人間の脳は、千数億個以上もあるニューロン（神経細胞）という電気刺激を伝える神経細胞で構成されている。また、ニューロン同士はシナプス結合と呼ばれる結びつきがあり、他のニューロンと情報を交換して脳内にネットワークを形成し、他のニューロンへ電気信号を伝えることでさまざまな働きをする。

このような仕組みを模した数理モデルとして**パーセプトロン**が考えられた。パーセプトロンは、一つ以上の入力層をもち、入力層から値を受け取り、値の総和を**活性化関数**と呼ばれる関数（一般には値を0と1に変換するStep関数）で変換して、出力層に結果を出力する。また、値には重みと呼ばれる係数が付与され、期待どおりの出力となるように重みを調整することで学習し、神経細胞と同じ仕組みを人工的に再現する。この重みは、大きければその情報は重要、小さければその情報はそれほど重要ではない、という意味をもつ。

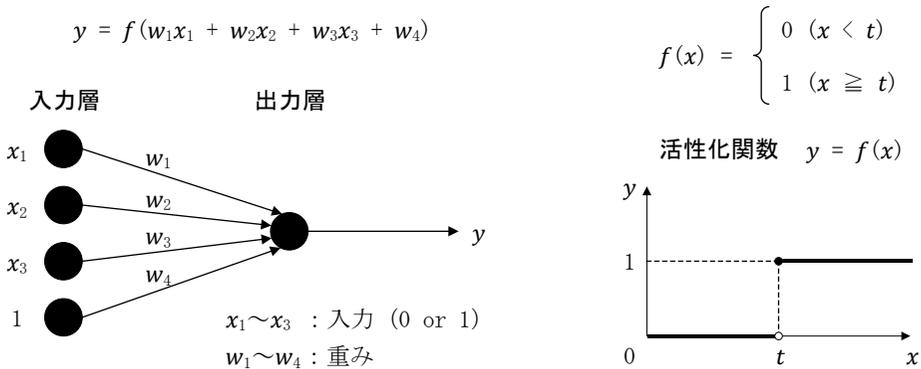


図 1-12 パーセプトロン

パーセプトロンは画期的な方法だったが、線形分離可能な問題を解く場合にのみ適用できるものであり、線形分離不可能な問題を解く場合に適用する、別の機械学習のモデルが必要であった。このために考えられたのが、**多層パーセプトロン**である。多層パーセプトロンは、パーセプトロンを複数の層にすることによって、線形分離不可能な問題に対応できるようにしたものであり、入力層と出力層の2層であったパーセプトロンを3層以上にし、中間層（隠れ層）を設けている。

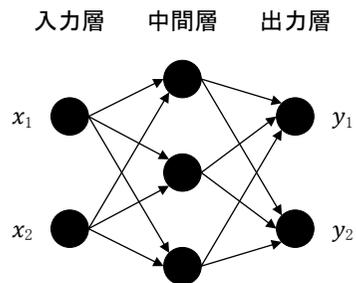


図 1-13 多層パーセプトロン

多層パーセプトロンには、コンピュータの出力が期待しているものと離れている場合に、誤差を出力層から逆方向に学習させて重みを変化させる**バックプロパゲーション（誤差逆伝播法）**の仕組みがあり、各ニューロンの誤りを正すことができる。

さらに、多層パーセプトロンにおいて、活性化関数としてシグモイド関数や ReLU 関数を使用することによって、ニューラルネットワークが確立した。

ニューラルネットワークでは、関数の傾きや変化率（勾配）を利用して、関数の極小値や極大値を見つける勾配法という最適化手法によって、重みの誤差を修正し、最適解を求める。このとき、バックプロパゲーションによって深い層で勾配が徐々に小さくなり、重みの更新が進まなくなる**勾配消失問題**という現象が発生することがある。勾配消失問題を解消するには、別の活性化関数を用いたり、適切な重みの初期値を設定するなどの方法がある。

・畳み込みニューラルネットワーク（CNN：Convolutional Neural Network）

主に画像認識や画像分類に特化した深層学習モデルである。畳み込み層、プーリング層、全結合層という層によって構成される中間層によって、画像データの特徴（エッジや色、形状など）を抽出し、その特徴を基に物体やパターンを識別することができる。

・リカレントニューラルネットワーク（RNN：Recurrent Neural Network）

主に音声・言語・動画のような、時系列データや連続的なデータのパターンを捉えるために設計された深層学習モデルである。中間層を再帰的に利用して（情報を一時的に記憶して）振る舞いを動的に変化させることができる。また、途中までの文章から、次の単語を予測するなどの処理を得意としており、機械翻訳や予測変換などで大きな成果を挙げている。

〔事前学習と転移学習〕

・事前学習

大規模なデータセットを使ってモデルを一度訓練し、そのモデルを他のタスクに転用するための基盤（**基盤モデル**）を作るプロセスである。

・転移学習

あるタスクで学習済みのデータモデルの出力層のパラメータだけを変更し、別の新たなタスクに適用することで、学習時間を短縮する方法である。また、事前学習済みのモデルの一部又は全部を、異なる特定のタスクやデータセットで追加学習させ、パラメータを調整することを**ファインチューニング**という。